

DOI: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2022.126.8>

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТИ ДЛЯ АНАЛИЗА ДАННЫХ ОНЛАЙН-МОНИТОРИНГА АВТОМОБИЛЕЙ

Научная статья

Маняшин А.В.^{1,*}¹ORCID : 0000-0001-8637-0755;¹Тюменский Индустриальный университет, Тюмень, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (awm_zub[at]mail.ru)

Аннотация

Определение характеристик стандартных ездовых циклов автомобилей и специальной техники является непростой задачей, так как требует сбора и обработки большого объема данных о поездках в реальных условиях эксплуатации. Именно поэтому, даже в индустриально развитых странах, новые типичные ездовые циклы обновляются крайне медленно. При этом есть два кардинально разных подхода – использование скоростного профиля автомобиля, снятого в реальных условиях эксплуатации и применение искусственного (синтетического) ездового цикла. В первом случае затраты на получение цикла минимальны, в какой-то степени он учитывает современные дорожные условия и уровень развития автомобильного транспорта, но не отражает адекватно типичные условия эксплуатации в среднем. Синтетические циклы более объективно соответствуют реальным условиям, но требуют для своей разработки существенно больше времени, что снижает их ценность в условиях постоянно меняющейся дорожной обстановки и растущего уровня автомобилизации.

В работе предложена методика использования в качестве базы данных для синтеза ездового цикла данных онлайн мониторинга с постобработкой на основе искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: ездовой цикл автомобиля, городские условия движения, искусственные нейросети.

THE USE OF NEURAL NETWORKS TO ANALYSE ONLINE AUTOMOBILE MONITORING DATA

Research article

Manyashin A.V.^{1,*}¹ORCID : 0000-0001-8637-0755;¹Tyumen Industrial University, Tyumen, Russian Federation

* Corresponding author (awm_zub[at]mail.ru)

Abstract

Determining the characteristics of standard driving cycles of cars and special equipment is not an easy task, since it requires the collection and processing of a large amount of data on trips under real operating conditions. That is why, even in industrialized countries, new typical driving cycles are updated very slowly. There are two radically different approaches – the use of a speed profile of a car taken under real operating conditions and the use of an artificial (synthetic) drive cycle. In the first case, the costs for obtaining a cycle are minimal, to some extent it takes into account modern road conditions and the level of development of road transport, but it does not adequately reflect typical average operating conditions. Synthetic cycles more objectively correspond to real conditions, but require significantly more time for their development, which reduces their value in conditions of constantly changing road conditions and the growing level of motorization.

The work proposes a methodology for using online monitoring data with post-processing based on artificial neural networks as a database for the synthesis of the driving cycle.

Keywords: driving cycle, urban driving conditions, artificial neural networks.

Введение

Применение типичных ездовых циклов автомобилей (ездовых шаблонов, скоростных профилей) не ограничено только определением показателей топливной экономичности автомобилей или выбросов вредных веществ. В последнее время актуальным является использование цикла для определения разряда аккумуляторной батареи автомобиля с гибридной силовой установкой или электромобиля при его эксплуатации. Ездовой цикл представляет собой развернутую зависимость скорости автомобиля от времени или пройденного расстояния, причем эта зависимость состоит из повторяющихся похожих элементов – отдельных фаз движения. Задача такого скоростного профиля – максимально точно воспроизвести потенциальные условия использования автомобиля. Так как в реальных условиях эксплуатации колебания скорости автомобиля в процессе движения определяются сочетанием случайных факторов, среди которых – дорожная обстановка, технологические условия, квалификация и психоэмоциональное состояние водителя, погодные условия и многое другое. Поэтому для определения каких-либо нормативных показателей автомобилей, необходим цикл, полученный на основе статистической обработки данных о скоростных профилях, полученных при заданных условиях эксплуатации, например, городских. Полученные в результате описания реальных поездок автомобилей многомерные данные, служат базой для получения синтетических или искусственных ездовых циклов. Обычно это или так называемые микро-поездки (microtrips) [8] или отдельные фазы движения, представленные числовыми характеристиками. Основная сложность в получении таких циклов состоит в получении базы данных достаточного размера.

Исходные данные для анализа составляющих ездового цикла

В рамках исследования, направленного на определение характеристик городского ездового цикла [1], [2], [3], [4] был получен большой объем экспериментальных данных скоростных профилей автомобиля. Значения скорости регистрировались с помощью адаптера OBD-2 и далее обрабатывались в программе «CycleSyn» [2], [4] с целью выделения отдельных фаз движения. Накопленная база скоростных профилей перед обработкой была упорядочена в зависимости от типичных условий совершения поездок по соответствующим папкам, которые программа обрабатывала в пакетном режиме. Результаты распознавания фаз сохранялись в текстовом формате с разделителями (табл. 1).

Таблица 1 - Формат выходных данных программы CycleSyn

DOI: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2022.126.8.1>

Фаза движения	Передача		Скорость, км/час		Длина, м	Время, сек
	начальная	конечная	начальная	конечная		
Разгон	3	5	36,0	77,0	215,7	13,7
Торможение	5	3	77,0	32,0	116,6	9,9
Разгон	3	3	32,0	37,0	44,0	4,4
Установившееся движение	3	3	37,0	37,0	47,6	4,5
Разгон	3	3	37,0	42,0	50,1	4,4
Установившееся движение	3	3	42,0	42,0	110,0	9,9
Разгон	3	4	56,0	56,0	64,5	4,4
Торможение	5	0	56,0	0,0	120,6	21,2
Остановка	0	1	0,0	0,0	0,0	4,4
Разгон	1	3	0,0	19,0	19,1	4,5

Кроме того, каждый тестовый файл содержал итоговые показатели поездок, рассчитанные «CycleSyn». Результаты представлены ниже.

При совершении поездок в городских условиях в рабочие дни недели установлены следующие показатели.

Средняя длина поездки – 3741,7 м.

Среднее число (ед.):

- Остановок – 7,0;

- Разгонов – 25,0;

- Торможений – 25,0;

- Установившегося движения – 6,0.

Время остановок в цикле – 259,4

Средняя техническая скорость – 23,9 км/час.

Эксплуатационная скорость – 16,4 км/час.

Среднее время установившегося движения – 36,6 сек.

Среднее время разгонов в цикле – 254,4 сек.

Среднее время торможений – 268,6 сек.

Поездки, совершенные в тех же условиях, но в период низкой интенсивности движения имеют следующие параметры:

Средняя длина поездки – 3919,6 м.

Среднее число (ед.):

- Остановок – 6,0;

- Разгонов – 25,0;

- Торможений – 24,0.

Установившегося движения – 11,0

Время остановок в цикле – 33,9 сек.

Средняя техническая скорость – 24,1 км/час.

Эксплуатационная скорость – 17,1 км/час.

Среднее время установившегося движения – 22,5 сек.

Среднее время разгонов в цикле – 9,2 сек.

Среднее время торможений – 14,6 сек.

Поездки, совершенные в городских условиях, но в пиковый период интенсивности движения:

Средняя длина поездки – 3375,4
 Среднее число:
 - Остановок – 8,0;
 - Разгонов – 24,0;
 - Торможений – 23,0.
 Установившегося движения – 10,0
 Время остановок в цикле – 30,1 сек.
 Средняя техническая скорость – 22,5 км/час.
 Эксплуатационная скорость – 15,2 км/час.
 Среднее время установившегося движения – 5,9 сек.
 Среднее время разгонов в цикле – 9,8 сек.
 Среднее время торможений – 10,6 сек.

Как видно из данных, приведенных выше, несмотря на некоторые отличия имеют место и типичные закономерности в соотношениях отдельных фаз движения.

Анализ характеристик типичных фаз движения автомобиля может помочь установить их среднюю продолжительность. Импортированный в программу Stamm [5], [6] массив значений скорости был подвергнут статистической обработке (рис. 1). Для фаз движения с изменением скорости (разгон, торможение) установлено, что случайная величина длительности фазу подчиняется экспоненциальному закону распределения (рис. 1 – 5).

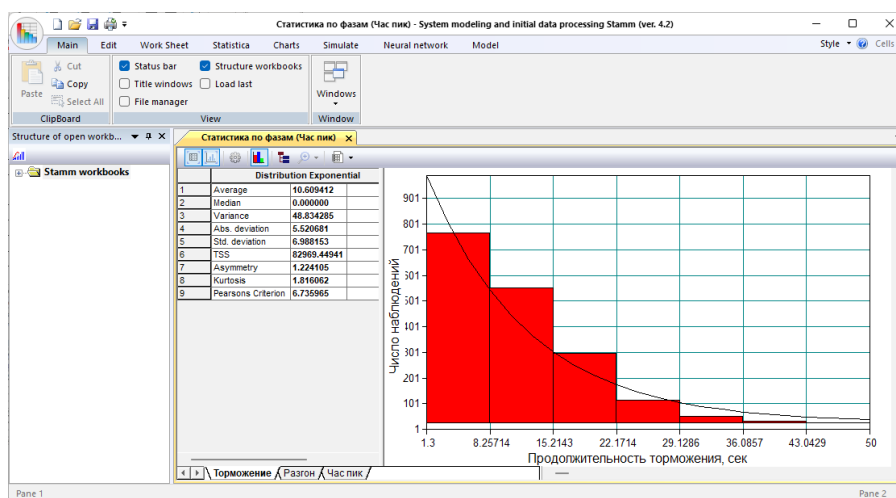


Рисунок 1 - Статистический анализ длительности динамических фаз движения
 DOI: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2022.126.8.2>

Обращает на себя внимание тот факт, что распределение случайной величины продолжительности разгона практически идентично распределению продолжительности торможения (рис. 1 и рис. 2). Это отражают и характеристики закона распределения этих случайных величин (табл. 2 и 3).

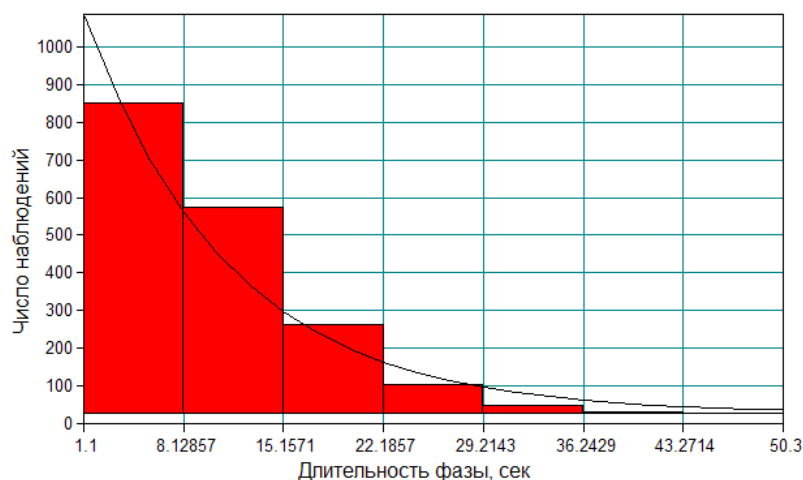


Рисунок 2 - Распределение случайной величины длительности фазы разгона
 DOI: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2022.126.8.3>

Таблица 2 - Характеристики распределения фазы разгона

DOI: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2022.126.8.4>

Период времени	Среднее	Дисперсия	Абс. отклонение	Стандартное отклонение	TSS	Ассиметрия	Эксцесс	Критерий Пирсона
Будни (зима)	9,825	47,561	5,325	6,896	366935,0	1,310	1,973	7,064
Будни (лето)	8,480	40,033	4,970	6,327	611698,3	1,417	2,521	6,215
Час пик	9,798	46,227	5,245	6,799	80897,6	1,338	1,883	6,658
Выходные	9,294	46,322	5,503	6,806	206319,6	1,180	1,377	6,973
Межгород	9,382	47,678	5,460	6,904	117144,2	1,328	1,935	5,683

Таблица 3 - Характеристики распределения фазы торможения

DOI: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2022.126.8.5>

Период времени	Среднее	Дисперсия	Абс. отклонение	Стандартное отклонение	TSS	Ассиметрия	Эксцесс	Критерий Пирсона
Будни (зима)	10,721	52,822	5,824	7,268	394370,5	1,110	1,299	8,537
Будни (лето)	10,239	58,031	6,021	7,618	863616,8	1,253	1,586	7,462
Час пик	10,609	48,834	5,520	6,988	82969,4	1,224	1,816	6,736
Выходные	10,025	56,200	5,962	7,497	166857,5	1,262	1,638	7,809
Межгород	9,658	51,114	5,579	7,149	121498,2	1,474	2,913	7,626

Определение характеристик нейронной сети

Число входов нейросети [7] проектируемой для распознавания отдельных фаз движения транспортных средств и их характеристик по данным онлайн-мониторинга автомобилей может быть установлено на основе максимальной длительности динамических фаз (разгон, торможение). Это время определено на основе статистического анализа данных ранее выполненных исследований ездовых циклов автомобилей и не превышает 50 секунд. Однако, учитывая экспоненциальный характер изменения плотности вероятности продолжительности отдельных фаз и возможность определения характеристик фаз за несколько прогонов, можно ограничиться половиной этой величины. Учитывая неравномерный характер изменения времени в отчетах формируемых системами ГНСС-мониторинга, целесообразно использовать связанные пары входов каждый нечетный вход значение скорости, а каждый четный соответствующее календарное время. В результате число входов проектируемой нейронной сети не превышает 100.

Характер поставленной для нейросети задачи предполагает, что достаточно использовать простой трехслойный перцептрон [12]. В этом случае для выбора количества нейронов в скрытом слое можно использовать правило геометрической пирамиды [10]. По этому правилу число нейронов скрытого слоя вычисляется по следующей формуле:

$$k = \sqrt[3]{nm} \quad (1)$$

где k – число нейронов в скрытом слое,
 n – число нейронов во входном слое,
 m – число нейронов в выходном слое.

Для нашего случая $k = \sqrt[3]{100 \cdot 5} \approx 22$, учитывая тот факт, что количество скрытых нейронов должно составлять 2/3 размера входного слоя плюс размер выходного слоя $k = 100 \cdot 2/3 + 5 = 72$.

В случае недостаточной точности аппроксимации данных сетью с одним скрытым слоем используем четырехслойный перцептрон число нейронов в слоях вычисляется:

$$r = \sqrt[3]{\frac{n}{m}}, \quad (2)$$

$$k_1 = mr^2, \quad (3)$$

$$k_2 = mr. \quad (4)$$

где k_1 – число нейронов в первом скрытом слое;

k_2 – число нейронов во втором скрытом слое.

Соответственно $r = 2,714$.

$k_1 = 5 \cdot 2,714^2 = 36,84 \approx 37$.

$k_2 = 5 \cdot 2,714 = 13,57 \approx 14$.

Заключение

Таким образом, для распознавания отдельных фаз движения транспортных предлагается использовать нейронную сеть прямого распространения с числом входов не более 100. При максимальном числе входов число скрытых слоев и элементов в каждом из них будет определяться конфигурацией сети и окончательно будет установлено в результате обучения и проверки трех и четырехслойных перцептронов. Предлагаемый в работе подход использования искусственной нейросети для выделения отдельных фаз движения существенно отличается от используемых при синтезе ездовых циклов современных методик [8], [9], [11], [14] так как позволяет более эффективно использовать, искаженные в результате ошибок определения координат с помощью ГНСС, скоростные профили.

Конфликт интересов

Не указан.

Conflict of Interest

None declared.

Рецензия

Сообщество рецензентов Международного научно-исследовательского журнала

DOI: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2022.126.8.6>

Review

International Research Journal Reviewers Community

DOI: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2022.126.8.6>

Список литературы / References

1. Маняшин А.В. Методика определения и использования типичных ездовых циклов автомобиля. / А.В. Маняшин // Т-Comm – Телекоммуникации и транспорт. — 2011. — № 3. — с. 25-29.
2. Маняшин А.В. Методика синтеза ездового цикла автомобиля. / А.В. Маняшин // Международный научный журнал. — 2012. — № 1. — с. 87-91.
3. Маняшин А.В. Формирование городского ездового цикла автомобиля в условиях низких температур окружающего воздуха. / А.В. Маняшин // Международный технико-экономический журнал. — 2013. — № 1. — с. 111-113.
4. Маняшин А.В. Моделирование расхода топлива автомобилями на базе типичных ездовых циклов / А.В. Маняшин, С.А. Маняшин — Тюмень: ТюмГНГУ, 2014. — 124 с.
5. Маняшин А.В. Статистический анализ данных и имитационное моделирование в системе Stamm 4.0 / А.В. Маняшин — Тюмень: ТИУ, 2020. — 216 с.
6. Маняшин А.В. Особенности исследования эксплуатационных циклов автомобилей в программе Stamm 4.1. / А.В. Маняшин // Международный научно-исследовательский журнал. — 2020. — № 12-1(102). — с. 43-48.
7. Маняшин А.В. Методология исследования городских ездовых циклов автомобилей. / А.В. Маняшин // Архитектура, строительство, транспорт. — 2021. — № 4. — с. 67-73.
8. Bor J.L. Fuzzy Logic Based Driving Pattern Recognition for Driving Cycle Analysis / J.L. Bor // Journal of Asian Electric Vehicles. — 2004. — № 1. — Vol.2. — p. 551-556.
9. Stathakis D. How many hidden layers and nodes? / D. Stathakis // International Journal of Remote Sensing. — 2009. — № 8. — Vol. 30. — p. 2133-2147.
10. Masters T. Practical Neural Network Recipes in C++ / T. Masters — San Diego: Morgan Kaufmann, 1993. — 493 p.
11. Geetha A. Development of driving cycle under real world traffic conditions: a case study / A. Geetha, C. Subramani // International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE). — 2019. — № 6. — Vol. 9. — p. 4798-4803.
12. Anida I.E. Driving Data Analysis for the Development of Kuala Terengganu Driving Cycle. / I.E. Anida, J.S. Norbakyah, W.N.J.H.W. Yussof // Technological Advancement in Instrumentation & Human Engineering; edited by Mohd Hasnun Arif Hassan — Kuala Nerus, Terengganu: Springer, 2022. — p. 3-14.
13. Lipar P. Development of Urban Driving Cycle with GPS Data Post Processing / P. Lipar, I. Strnad, M. Česnik et al. // Promet – Traffic&Transportation. — 2016. — № 4. — Vol. 28. — p. 353-364.
14. Galgamuwa U. Developing a General Methodology for Driving Cycle Construction: Comparison of Various Established Driving Cycles in the World to Propose a General Approach. / U. Galgamuwa, L. Perera, S. Bandara // Journal of Transportation Technologies. — 2015. — № 5. — p. 191-203.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Manyashin A.V. Metodika opredeleniya i ispol'zovaniya tipichny'x ezdovy'x ciklov avtomobilya [Methodology for determining and using typical driving cycles of a car]. / A.V. Manyashin // T-Comm – Telekommunikacii i transport [T-Comm – Telecommunications and transport]. — 2011. — № 3. — p. 25-29. [in Russian]

2. Manyashin A.V. Metodika sinteza ezdovogo cikla avtomobilya [The methodology of synthesis of the driving cycle of the car]. / A.V. Manyashin // *Mezhdunarodny'j nauchny'j zhurnal* [International Scientific Journal]. — 2012. — № 1. — p. 87-91. [in Russian]
3. Manyashin A.V. Formirovanie gorodskogo ezdovogo cikla avtomobilya v usloviyax nizkix temperatur okruzhayushhego vozduxa [Formation of the urban driving cycle of the car in conditions of low ambient temperatures]. / A.V. Manyashin // *Mezhdunarodny'j tekhniko-e'konomicheskij zhurnal* [International Technical and Economic Journal]. — 2013. — № 1. — p. 111-113. [in Russian]
4. Manyashin A.V. Modelirovanie rasxoda topliva avtomobilyami na baze tipichny'x ezdovy'x ciklov [Modeling of fuel consumption by cars based on typical driving cycles] / A.V. Manyashin, S.A. Manyashin — Tyumen': TyumGNGU, 2014. — 124 p. [in Russian]
5. Manyashin A.V. Statisticheskij analiz danny'x i imitacionnoe modelirovanie v sisteme Stamm 4.0 [Statistical data analysis and simulation in the Steam 4.0 system] / A.V. Manyashin — Tyumen': TIU, 2020. — 216 p. [in Russian]
6. Manyashin A.V. Osobennosti issledovaniya e'kspluatatsionny'x ciklov avtomobilej v programme Stamm 4.1 [Features of the study of vehicle operating cycles in the Stamm 4.1 program]. / A.V. Manyashin // *Mezhdunarodny'j nauchno-issledovatel'skij zhurnal* [International Research Journal]. — 2020. — № 12-1(102). — p. 43-48. [in Russian]
7. Manyashin A.V. Metodologiya issledovaniya gorodskix ezdovy'x ciklov avtomobilej [Methodology of research of urban driving cycles of cars]. / A.V. Manyashin // *Arxitektura, stroitel'stvo, transport* [Architecture, construction, transport]. — 2021. — № 4. — p. 67-73. [in Russian]
8. Bor J.L. Fuzzy Logic Based Driving Pattern Recognition for Driving Cycle Analysis / J.L. Bor // *Journal of Asian Electric Vehicles*. — 2004. — № 1. — Vol.2. — p. 551-556.
9. Stathakis D. How many hidden layers and nodes? / D. Stathakis // *International Journal of Remote Sensing*. — 2009. — № 8. — Vol. 30. — p. 2133–2147.
10. Masters T. Practical Neural Network Recipes in C++ / T. Masters — San Diego: Morgan Kaufmann, 1993. — 493 p.
11. Geetha A. Development of driving cycle under real world traffic conditions: a case study / A. Geetha, C. Subramani // *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*. — 2019. — № 6. — Vol. 9. — p. 4798-4803.
12. Anida I.E. Driving Data Analysis for the Development of Kuala Terengganu Driving Cycle. / I.E. Anida, J.S. Norbakyah, W.N.J.H.W. Yussof // *Technological Advancement in Instrumentation & Human Engineering*; edited by Mohd Hasnun Arif Hassan — Kuala Nerus, Terengganu: Springer, 2022. — p. 3-14.
13. Lipar P. Development of Urban Driving Cycle with GPS Data Post Processing / P. Lipar, I. Strnad, M. Česnik et al. // *Promet – Traffic&Transportation*. — 2016. — № 4. — Vol. 28. — p. 353-364.
14. Galgamuwa U. Developing a General Methodology for Driving Cycle Construction: Comparison of Various Established Driving Cycles in the World to Propose a General Approach. / U. Galgamuwa, L. Perera, S. Bandara // *Journal of Transportation Technologies*. — 2015. — № 5. — p. 191-203.